

<研究課題> 地方都市における戦略的な積雪対策のための交通および気象データの関係性分析

代表研究者 富山大学大学院学術研究部都市デザイン学系 准教授 猪井 博登
共同研究者 富山大学大学院学術研究部都市デザイン学系 教授 杉浦 幸之助

【抄録】

大雪時における自動車の立ち往生などの交通障害への対策が求められるなか、交通障害の発生自体を予測することが期待されている。具体的には旅行速度の低下の予測を行う。本研究では、プローブデータや気象データなどをもとに自然言語処理モデル GPT を活用した機械学習を行い、旅行速度を予測するモデルを構築した。さらに、このモデルの有効性と予測精度の向上方法について検証した。その結果、一定の信頼性が得られたほか、学習データに用いた用語の説明を加えて学習させた場合に予測精度が向上するなどの傾向が確認できた。加えて、地域によって予測精度が異なり、交通量などの地域特性による影響が示唆された。今後、リアルタイムデータを活用した予測方策の検討を行う際に本研究の枠組みが活用できると期待される。

1. 研究の目的

1-1 研究の背景

近年、都市部における大雪時の交通障害が大きく報じられるなか、地方部では毎年のように各地で立ち往生などの交通障害が発生している。2020年12月から2021年2月にかけての冬期期間、日本海側を中心に記録的な大雪が発生し、市民生活に大きな影響を与えた。特に、2021年1月に発生した大雪では、北陸地方を中心に各地で立ち往生などの交通障害が発生し、大雪時における自動車交通への対策が大きな課題として取り上げられた。

しかし、近年、短時間において集中的な降雪により大雪が発生するケースが増加しており、それらに十分対応できる除雪体制の構築は、現状においては困難である。よって、現時点では大雪時における交通障害の発生を抑制するには、第一に交通量の削減を図る必要がある。そのため、道路情報をドライバーへ迅速かつ正確に発信することが求められる。

そこで、本研究では機械学習を活用し、交通障害の発生予測が可能かを検証する。機械学習を活用した交通需要予測に関する研究として、小林ら¹⁾はスマートフォン上で取得した位置情報データをもとに自然言語処理モデル GPT-2 を適用した人流のモデルを構築し、メッシュ単位での交通需要を予測する手法を提案した。また、Jin²⁾らは BERT(Bidirectional Encoder Representations from Transformers)を用いて交通ビッグデータを学習させた様々な道路に適したモデルを提案し、交通流予測の有効性

を検証した。このような平常時における将来予測に関する研究は散見されるものの、記録的な大雪を含む、積雪時における交通障害の発生予測に関する研究は見られない。

また、近年幅広い分野で活用が期待されている自然言語処理モデル GPT がある。GPT は 2018 年に OpenAI によってリリースされて以降、様々な分野において研究が進められているが、依然黎明期である。特に、交通工学分野においては GPT を含む言語処理を活用した研究自体極めて少ない。これらのことから、本研究では自然言語処理モデル GPT を活用した機械学習を行い、大雪時を含む降雪時における交通障害の発生を予測し、その有効性と予測精度の向上方法について検証する。なお、分析対象期間のうち大雪による影響を受けたとされる期間とその他の降雪期間の両方を予測対象とすることから、大雪時に限らず、降雪時における交通障害の発生予測とする。

2. 研究方法と経過

2-1 対象地域と期間

本研究では、富山県富山市を分析対象地域とした。富山市は全域が豪雪地帯又は特別豪雪地帯に指定されており、年度により変動はあるものの、例年数十センチから数百センチの累計降雪量が観測されている。また、富山地方気象台によると、積雪深が 250cm に達した昭和 38 年の 38 豪雪や死傷者が千人を超えた昭和 56 年の 56 豪雪をはじめ、過去には記録的な大雪災害が発生している。近年においては、平成 30

年に累計積雪量が 430cm に達する大雪も観測されている。

2-2 学習データの概要

(1)ETC2.0 プローブデータ

ETC2.0 プローブデータ出力様式 1-4 挙動履歴情報及び出力様式 2-3 道路プローブ DRM 区間単位時間帯別平均旅行時間旅行速度を用いて分析を行う。挙動履歴においてはヨー角速度、左右加速度、前後加速度のいずれかが閾値を超えた際に記録されるため、すべてが閾値を超えるデータと 1 つまたは 2 つのみが閾値を超えるデータが混在しているため、データ同士の比較を行う際には注意する必要がある。また、平均旅行速度はデジタルロードマップ（以下、「DRM」という）のリンクごとの平均速度が 1 時間単位で集計されるが、時間帯によっては件数が 0 件のため、データが欠損している場合があることについても留意する必要がある。

(2)メッシュ気象データ

1km メッシュで推定され、比較的精度が担保できる解析雨量を用いる。なお、解析降雪量や解析積雪深は解析雨量などを用いて算出されることから、降雪時の気象状況の把握には解析雨量をも活用できると考えられる。また、松尾 11)によると、雪、みぞれ、雨の区別は気温と相対湿度で説明される。さらに、道路交通に関する研究においても、舟田 12)は路面温度と路面湿度をもとに路面凍結予測モデルを構築している。これらのことから、気温及び相対湿度が降雪を説明できる指標であると言える。

(3)除雪車両走行履歴データ

位置情報の精度が比較的高く、且つ広範囲の除雪状況を把握できる市道における除雪車両の走行履歴データを用いることとした。富山市へのヒアリング調査の結果、2021 年 1 月 7 日から 1 月 14 日までの期間における除雪車両の走行履歴データの提供を受けた。データは業者番号及び機械番号、日時、緯度経度で構成されている。除雪車両は合計で約 800 台にのぼり、それぞれの車両の位置情報が 5 秒間隔で記録されている。

(4)断面交通量データ

日本道路交通情報センター (JARTIC) から提供を受けたオープンデータに加え、公益財団法人日本交通管理技術協会が提供する計測地点の位置情報をもとに分析を行った。富山市内に計測地点は計 505 か所あり、データは 5 分

毎に記録される。

2-3 自然言語処理モデルによる予測

(1)学習データの整理

ETC2.0 プローブデータ、メッシュ気象データ、除雪車両走行履歴データ、断面交通量データのいずれも 3 次メッシュ単位の 1 時間毎のデータに加工し、分析を行うこととした。これは、メッシュ気象データが 1km メッシュで推定され、学習データの粒度の統一を図るためである。また、路線単位などで分析した場合には、欠損値や外れ値を含む可能性が高く、予測精度に影響を与える可能性が懸念される。

ETC2.0 プローブデータにおいては、挙動履歴と走行履歴でデータの扱いが異なる。挙動履歴においては、閾値を超えた場合の発生地点を GPS によって測位された緯度経度をもとにマップマッチングを行う。南ら 1)の研究では、挙動履歴情報の記録件数が交通障害の発生を説明する指標として有用であると示したが、山間部における急カーブなどで閾値を超えるデータが記録され、大雪の影響によらないデータが含まれるという課題が残った。そこで、本研究では菊池ら 13)の研究をもとに、ヨー角速度 $\pm 8.5 \text{deg/s}$ 、前後加速度 $-0.3G$ 、左右加速度 $\pm 0.3G$ に閾値に設定した。これらの閾値をすべて超えるデータの記録件数をメッシュごとに算出した。一方、本研究で用いる走行履歴の旅行平均速度は区間の平均値であるため、単一メッシュ内のリンク旅行平均速度の平均値を算出した。

その他、メッシュ気象データや除雪車両走行履歴データの記録件数も同様に 3 次メッシュ単位の 1 時間毎のデータに整理した。また、断面交通量はメッシュ内の 1 計測地点あたりの平均断面交通量とした。

(2)GPT モデルのファインチューニングと予測

降雪時における交通障害の発生予測において、自然言語処理モデルを活用するメリットとして以下のようなことがあげられる。

1. 局所的な降雪や短時間の降雪への対応が期待できる。降雪時においてはデータ特性が急変する可能性が高く、空間的・時間的自己相関性が期待できない。また、画像認識等による従来の手法では予測が困難である。2. 粒度が異なるデータ、文章データなどの学習が可能。これにより、対話型 AI サービスへの援用が期待できる。3. 自然言語処理モデルの交通工学分野への適用可能性の検証。

自然言語処理モデル GPT-1 及び GPT-2 は OpenAI によってオープンソースとして公開

されているが、GPT-3以降は有償のAPI経由でのみ提供している。また、トレーニングされた既存の大規模言語モデルを特定のタスクやドメインに適応させるファインチューニング (Fine-Tuning) はトークン数に応じて利用料金が定められている。本研究では、オープンソースのGPT-2モデルを用いてファインチューニングを行い、交通障害の発生を予測する。なお、GPT-2の実装はHugging Face transformersを用いた。

3. 研究の成果

3-1 有効性の検証

交通障害の発生を予測するにあたり、交通障害を定義し、予測する指標を明確にする必要がある。2021年1月に発生した大雪において、自動車の立ち往生などにより平均旅行速度が著しく低下し、交通障害の発生に影響していることを明らかにした。そこで、本研究では平均旅行速度を交通障害として予測を行う。

ファインチューニングされたモデルによって出力される平均旅行速度の予測結果を10に設定し、それらの中央値または平均値を正解データと比較し、相関係数、決定係数及び二乗平均平方根誤差 (RMSE) を用いて評価する。なお、2021年1月7日から11日にかけての5日間を大雪時、1日、2日、6日、29日、30日を降雪時とし、両期間における交通障害の発生を予測した。ここでは、富山市中心部を含む3次メッシュコード55370126、55370127、55370136、55370137の4メッシュの範囲内を対象として予測した結果について述べる。なお、対象時刻は2021年1月に発生した大雪において最も交通障害の発生が多かったとされる午前9時台とした。

予測の結果、大雪時を対象とした場合において、実測値と予測値間の相関係数は0.5958、決定係数は0.3550、RMSEは7.0622であった。一方、降雪時を対象とした場合においては相関係数は0.4892、決定係数は0.2393、RMSEは13.8935であった。これらのことから、自然言語処理モデルを活用した交通障害の発生予測においては一定の精度は認められると言える。また、降雪時と比較して大雪時を対象とした予測の場合に、精度が高くなることが確認できた。これは、学習データが大雪時における交通障害の発生を説明する指標で構成されており、記録的な大雪時を対象とした予測の方が適していることが要因だと推測される。

表1 予測精度の比較

| | 大雪時 | 降雪時 |
|-----------------------|--------|---------|
| R(Avg.) | 0.5958 | 0.4892 |
| R(Med.) | 0.4379 | 0.3059 |
| R ² (Avg.) | 0.3550 | 0.2393 |
| R ² (Med.) | 0.1918 | 0.0936 |
| RMSE(Avg.) | 7.0622 | 13.8935 |
| RMSE(Med.) | 7.1645 | 12.3926 |

3-2 予測精度の向上に関する検証

入力する単語の組み合わせや質問を工夫して、意図するコンテンツを出力させる手法をプロンプトエンジニアリングという。本研究においても、学習データをどのような形式で入力すると予測精度の向上につながるのかを検証した。

本研究における学習データはテキスト形式で入力している。そこで、学習データ内で用いられている用語の説明を学習データ自体に追加し、予測精度の向上に影響があるかを検証した。その結果、RMSEは10.1543から7.9136になり、予測精度が向上することが確認できた。

その他、外れ値の出力を除外するため、平均旅行速度の値が取り得るおおよその出力範囲を指定した。また、地域メッシュ単位 (1次メッシュと2次メッシュ、2次メッシュと3次メッシュ) に区別を付け、他の数値データとの区別を行った。しかし、これらを反映した入力方法では、有意な外れ値の減少は見られなかった。

表2 予測精度の向上

| | 追加前 | 追加後 |
|-----------------------|---------|--------|
| R(Avg.) | 0.3372 | 0.3844 |
| R(Med.) | 0.5383 | 0.6138 |
| R ² (Avg.) | 0.1137 | 0.1478 |
| R ² (Med.) | 0.2897 | 0.3768 |
| RMSE(Avg.) | 10.1543 | 7.9136 |
| RMSE(Med.) | 10.1492 | 9.2654 |

3-3 予測結果と地域特性

学習データのうち、プローブデータや除雪車両走行履歴データ、断面交通量データは、データの記録がないことから、欠損となっているメッシュが多数存在する。これらの欠損値の影響によりメッシュごとに予測精度の差が生じる可能性が考えられる。そこで、市内中心地域と郊外地域において予測精度を比較した。

中心地域においては、予測値と実測値の乖離が

小さく、その誤差の平均値は4.43km/hであった。一方、郊外地域においては、中心地域と比較して乖離が大きく、誤差の平均値は9.68km/hであり、最大14.85km/hの誤差が生じた。これらのことから、中心地域と比較して、郊外地域における交通障害の発生予測は精度が低くなることが確認できた。これは、前述の通り、郊外地域においては学習データの欠損箇所が多いことに起因すると考えられる。

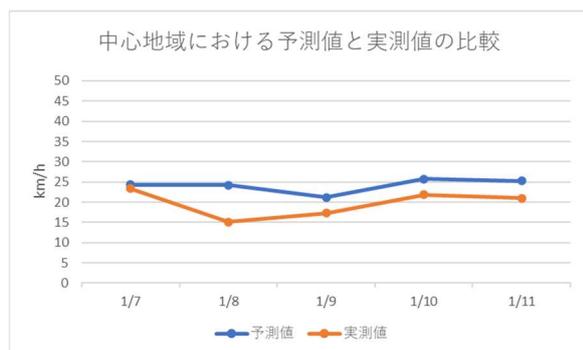


図1 中心地域における予測値と実測値

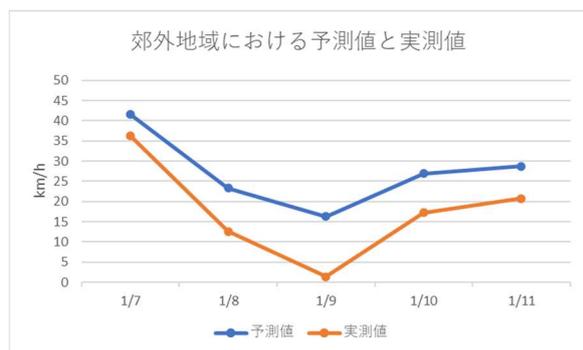


図2 郊外地域における予測値と実測値

3-4 まとめ

本研究では、自然言語処理モデル GPT を活用した交通障害の発生予測を行い、その有効性と予測精度の向上方法について検証した。その結果、交通障害の発生予測が一定程度可能であることを示した。特に、通常の降雪時と比較して、記録的な大雪時においてその予測精度が向上することが確認できた。また、学習データに関する用語の説明を追加した場合に予測精度が向上することが明らかになった。さらに、市内中心地域と比較して、学習データの欠損箇所

が多い郊外地域において予測精度が低下することが確認できた。これらのことから、自然言語処理モデルを交通障害の発生予測に活用できること、さらに、その特性について明らかになった。

4. 今後の課題

本研究においては、出力される予測結果を10に設定し、その平均値または中央値で評価していることから、出力設定を変更した場合に結果が異なる可能性がある。地域や時間帯を変更した場合も同様に、予測精度が異なることがある。また、本研究では自然言語処理モデル GPT-2 を活用したが、OpenAI によって GPT-3 や GPT-4 をはじめとする大規模言語モデルが公開されている。パラメータ数の多いこれらのモデルを活用することで、予測精度の向上が期待される。さらに、本研究では ETC2.0 プローブデータ等の記録蓄積データを学習データとして活用していることから、リアルタイムでの交通障害の発生予測は困難である。今後、リアルタイムデータを活用した予測方策の検討を行う際に本研究の枠組みが活用できると期待される。

5. 研究成果の公表方法

本研究成果を第21回 ITS シンポジウム 2023 で発表した。このほか、2024年度交通工学研究発表会で発表予定であり、その後、交通工学論文集に投稿する予定である。

参考文献

- 1) 小林亮博, 上坂大輔, 武田直人, 南川敦宣, 森本章倫: GPT-2 を用いた位置情報ビッグデータに基づく交通需要推定技術, 第65回土木計画学研究発表会・講演集, 2022
- 2) KyoHoon Jin, JeongA Wi, EunJu Lee, ShinJin Kang, SooKyun Kim, YoungBin Kim: TrafficBERT: Pre-trained model with large-scale data for long-range traffic flow forecasting, Expert Systems with Applications Volume 186, 2021

以上

Analysis of the relationship between traffic and weather data for strategic snow removal in a local city

Primary Researcher: Hiroto INOI
Associate Professor, University of Toyama

Co-researchers: Konosuke SUGIURA
Professor, University of Toyama

When heavy snowfall occurs, solutions to the obstacles that arise in traffic are required. One of these obstacles is the reduction in travel speed that occurs from vehicles getting stuck. It is expected to predict the occurrence of travel speed reduction. In this study, machine learning using the natural language processing model GPT was conducted based on probe data and weather data. In addition, the validity of the results was verified and methods to improve prediction accuracy were examined. As a result, a certain level of reliability was obtained. In addition, it was confirmed that the prediction accuracy was improved when the training data was trained with explanations of the terms used in the training data. In addition, the prediction accuracy varied by region, suggesting the influence of regional characteristics such as traffic volume. It is expected that the framework of this study can be utilized in future studies of forecasting measures that utilize real-time data.